



UEPB

**UNIVERSIDADE ESTADUAL DA PARAÍBA
CAMPUS I - CAMPINA GRANDE
CENTRO DE CIÊNCIAS E TECNOLOGIA
DEPARTAMENTO DE ESTATÍSTICA
CURSO DE GRADUAÇÃO EM BACHARELADO EM ESTATÍSTICA**

AMAURI DOS SANTOS LIMA NETO

**ANÁLISE ESPACIAL DE PROCESSOS PONTUAIS APLICADO A FOCOS DE
QUEIMADAS NO ESTADO DO GOIÁS**

**CAMPINA GRANDE - PB
2024**

AMAURI DOS SANTOS LIMA NETO

ANÁLISE ESPACIAL DE PROCESSOS PONTUAIS APLICADO A FOCOS DE QUEIMADAS NO ESTADO DO GOIÁS

Trabalho de Conclusão de Curso (Artigo) apresentado ao Departamento do Curso de Estatística da Universidade Estadual da Paraíba, como requisito parcial à obtenção do título de Bacharel em Estatística.

Orientador: Prof. Ricardo Alves de Olinda

**CAMPINA GRANDE - PB
2024**

É expressamente proibida a comercialização deste documento, tanto em versão impressa como eletrônica. Sua reprodução total ou parcial é permitida exclusivamente para fins acadêmicos e científicos, desde que, na reprodução, figure a identificação do autor, título, instituição e ano do trabalho.

L732a Lima Neto, Amauri dos Santos.

Análise espacial de processos pontuais aplicado a focos de queimadas no estado do Goiás [manuscrito] / Amauri dos Santos Lima Neto. - 2024.

34 f. : il. color.

Digitado.

Trabalho de Conclusão de Curso (Graduação em Estatística) - Universidade Estadual da Paraíba, Centro de Ciências e Tecnologia, 2024.

"Orientação : Prof. Dr. Ricardo Alves de Olinda, Departamento de Estatística - CCT".

1. Focos de queimadas - dados. 2. Processos pontuais. 3. Estatística espacial. I. Título

21. ed. CDD 363.378173

AMAURI DOS SANTOS LIMA NETO

ANÁLISE ESPACIAL DE PROCESSOS PONTUAIS APLICADO A FOCOS DE QUEIMADAS
NO ESTADO DO GOIÁS

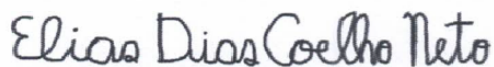
Trabalho de Conclusão de Curso (Artigo) apresentado ao Departamento do Curso de Estatística da Universidade Estadual da Paraíba, como requisito parcial à obtenção do título de Bacharel em Estatística.

Trabalho aprovado em 13 de Novembro de 2024.

BANCA EXAMINADORA



Prof. Dr. Ricardo Alves de Olinda (Orientador)
Universidade Estadual da Paraíba (UEPB)



Prof. Dr. Elias Dias Coelho Neto
Universidade Estadual da Paraíba (UEPB)



Prof. Dr. Tiago Almeida de Oliveira
Universidade Estadual da Paraíba (UEPB)

Este trabalho é dedicado a minha mãe, pois é graças ao seu esforço que hoje posso concluir o meu curso.

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 1 – Ilustração do comportamento dos pontos	10
Figura 2 – Ilustração do estimador kernel	11
Figura 3 – Mapa das Mesorregiões do Estado do Goiás	16
Figura 4 – Mapas de Focos de queimadas por semestre em Goiás entre os anos de 2020 e setembro de 2024	17
Figura 5 – Gráfico de linha com os valores totais das ocorrências de queimadas no estado do Goiás entre 2020 e setembro de 2024	19
Figura 6 – Gráfico de linhas com os totais de queimadas por mesorregião no estado do Goiás no período de 2020 a setembro de 2024	19
Figura 7 – Envelopes da função K de Ripley por semestre entre os anos de 2020 a 2024	23
Figura 8 – Intensidade de pontos de queimadas por unidade de área por semestre no estado do Goiás com suas curvas de níveis entre os anos de 2020 a 2024	25
Figura 9 – Intensidade de pontos de queimadas por semestre no estado do Goiás com a malha dos municípios entre os anos de 2020 a 2024	26
Figura 10 – Diagnóstico do modelo cúbico para o primeiro semestre de 2020	27
Figura 11 – Diagnóstico do modelo cúbico para o segundo semestre de 2020	27
Figura 12 – Diagnóstico do modelo cúbico para o primeiro semestre de 2021	28
Figura 13 – Diagnóstico do modelo cúbico para o segundo semestre de 2021	28
Figura 14 – Diagnóstico do modelo quadrático para o primeiro semestre de 2022	28
Figura 15 – Diagnóstico do modelo cúbico para o segundo semestre de 2022	28
Figura 16 – Diagnóstico do modelo quadrático para o primeiro semestre de 2023	29
Figura 17 – Diagnóstico do modelo cúbico para o primeiro semestre de 2024	29
Figura 18 – Diagnóstico do modelo cúbico para o segundo semestre de 2023	29
Figura 19 – Diagnóstico do modelo cúbico para o segundo semestre de 2024	29

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Focos de queimadas por Mesoregião no Goiás	18
Tabela 2 – Estatísticas descritivas por mesorregião	18
Tabela 3 – Teste de Kolmogorov-Smirnov para completa aleatoriedade espacial para a coordenada X das queimadas no estado do Goiás por semestre entre os anos de 2020 a 2024	20
Tabela 4 – Teste de Kolmogorov-Smirnov para completa aleatoriedade espacial para a coordenada Y das queimadas no estado do Goiás por semestre entre os anos de 2020 a 2024	21
Tabela 5 – Teste de χ^2 (chi-quadrado) para agrupamento das queimadas no estado do Goiás entre os anos de 2020 a 2024	22
Tabela 6 – Valores de <i>AIC</i> com todos os modelos testados para cada semestre no período de 2020 ao primeiro semestre de 2022.	24
Tabela 7 – Valores de <i>AIC</i> com todos os modelos testados para cada semestre entre o segundo semestre de 2022 a 2024.	24

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	7
2	OBJETIVOS GERAL E ESPECÍFICOS	8
2.1	Objetivos Específicos	8
3	MATERIAIS E MÉTODOS	8
3.1	Fonte dos dados	8
3.2	Sobre os dados	9
3.3	Ferramentas utilizadas	9
3.4	Processos pontuais	10
3.4.1	<i>Definição de Processo Pontual</i>	10
3.4.1.1	<i>Estimador Kernel</i>	11
3.4.1.2	<i>Medidas de Primeira Ordem: Intensidade Pontual</i>	11
3.4.1.3	<i>Propriedades de Segunda Ordem: Covariância e Dependência Espacial</i>	12
3.4.2	<i>Função K de Ripley</i>	12
3.4.3	<i>Processo Estacionário</i>	13
3.4.4	<i>Processo Isotrópico</i>	13
3.4.5	<i>Completa Aleatoriedade Espacial (CSR)</i>	13
3.4.6	<i>Teste de Kolmogorov-Smirnov para CSR</i>	14
3.4.7	<i>Teste Qui-Quadrado para Completa Aleatoriedade Espacial</i>	14
3.4.8	<i>Critério de Informação de Akaike (AIC)</i>	15
4	RESULTADOS E DISCUSSÃO	16
4.1	Análise Descritiva	16
4.2	Testes para completa aleatoriedade espacial e comportamento dos pontos de queimadas	20
4.3	Testes de qui-quadrado para agrupamento ou dispersão das queimadas no estado do Goiás	21
4.4	Funções K de Ripley por semestre entre os anos de 2020 e 2024	22
4.5	Critério de informação de Akaike (AIC) para seleção dos modelos	24
4.6	Gráficos de intensidade de queimadas por unidade de área no Goiás	24
4.7	Diagnósticos dos modelos espaciais das queimadas no Goiás	27
5	CONCLUSÃO	30
	REFERÊNCIAS	31

ANÁLISE ESPACIAL DE PROCESSOS PONTUAIS APLICADO A FOCOS DE QUEIMADAS NO ESTADO DO GOIÁS

Amauri dos Santos Lima Neto*
Ricardo Alves de Olinda†

RESUMO

Este trabalho utilizou dados de focos de queimadas fornecidos pelo Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE) para o período de 2020 a setembro de 2024, com análises realizadas utilizando a linguagem R no ambiente RStudio, a fim de descrever a distribuição espacial desses focos no estado de Goiás. As metodologias aplicadas incluíram técnicas de análise espacial de processos pontuais, como o estimador Kernel, a função K de Ripley, e testes estatísticos de Kolmogorov-Smirnov e qui-quadrado. Os resultados, obtidos indicaram uma concentração significativa de queimadas nas mesorregiões Norte e Sul, com aumento expressivo no segundo semestre de cada ano. Os testes confirmaram também que a distribuição espacial dos focos não é aleatória e sim de agrupamento. A função K de Ripley apontou que esses agrupamentos ocorrem em distâncias médias de até 150 km. Na modelagem, o Critério de Informação de Akaike (*AIC*) selecionou modelos cúbicos como os mais adequados na maioria dos semestres. Os mapas de intensidade por unidade de área revelaram altas concentrações de queimadas nas mesorregiões Norte e Sul, com variações sazonais e intensificação nas áreas de fronteira. A análise de resíduos dos modelos espaciais indicou uma boa adequação geral, embora alguns semestres apresentassem resíduos elevados na coordenada Y.

Palavras-chaves: queimadas; processos pontuais, Goiás, estatística espacial.

ABSTRACT

This study used fire hotspot data provided by the National Institute for Space Research (INPE) for the period from 2020 to September 2024, with analyses performed using the R programming language in the RStudio environment to describe the spatial distribution of these hotspots in the state of Goiás. The applied methodologies included spatial point process analysis techniques, such as the Kernel estimator, the Ripley's K function, and statistical tests of Kolmogorov-Smirnov and Chi-square. The results indicated a significant concentration of fires in the North and South mesoregions, with a substantial increase in the second half of each year. The tests also confirmed that the spatial distribution of the hotspots is not random but rather clustered. The Ripley's K function revealed that these clusters occur at average distances of up to 150 km. In the modeling, the Akaike Information Criterion (*AIC*) selected cubic models as the most appropriate in most semesters. Maps of intensity per unit area revealed high concentrations of fires in the North and South mesoregions, with seasonal variations and intensification in border areas. The residual analysis of the spatial models indicated good overall fit, although some semesters showed high residuals in the Y coordinate.

Keywords: wildfires; point processes; Goiás; spatial statistics.

* Amauri Neto, Depto Estatística, UEPB, Campina Grande, PB, amaurisln2@gmail.com

† Prof. Ricardo Alves de Olinda, Depto Estatística, UEPB, Campina Grande, PB, prof_ricardo@servidor.uepb.edu.br

1 INTRODUÇÃO

As queimadas são definidas como “a queima deliberada ou acidental de vegetação, sendo frequentemente utilizadas como ferramenta para o preparo do solo em atividades agrícolas” (ARAGÃO; SHIMABUKURO, 2010). Esse processo envolve “a combustão de biomassa vegetal, gerando emissões de gases de efeito estufa e contribuindo para alterações ambientais significativas” (ALVES; ARRAUT; MARENGO, 2015). No Brasil, as queimadas são definidas pelo Ministério do Meio Ambiente como “o uso intencional do fogo para manejo do solo, um método historicamente utilizado para renovação de pastagens e controle de pragas, mas que traz impactos extensivos à biodiversidade e à saúde pública” (Ministério do Meio Ambiente (MMA), 2022).

Além de seu uso intencional, as queimadas também ocorrem de forma não planejada, “com efeitos especialmente destrutivos em regiões de alta biodiversidade, como a Amazônia e o Cerrado” (PEREIRA; SIQUEIRA, 2021). Assim, o uso e o manejo inadequado do fogo são os “principais fatores de degradação ambiental, gerando consequências para o solo, a fauna e a flora locais” (ARAGÃO; SHIMABUKURO, 2010).

Nesse sentido, as queimadas representam um dos principais desafios ambientais no Brasil, especialmente nas áreas de Cerrado onde se localiza o estado do Goiás, o Cerrado é catalogado como o segundo maior bioma brasileiro e abriga uma enorme biodiversidade. No entanto, a expansão agropecuária e o desmatamento têm levado ao aumento das queimadas, resultando em impactos significativos, como a destruição da vegetação nativa, a emissão de gases de efeito estufa e a degradação dos recursos hídricos (SILVA; COSTA; ALMEIDA, 2022).

Ademais, entre os anos de 2017 e 2019, o sensoriamento remoto detectou mais de 16.000 focos de queimadas ativos na região sul de Goiás, com maior incidência nos meses de julho a outubro. Esses focos de queimadas ocorreram principalmente em áreas de pastagens, agricultura em mosaico, florestas e formações naturais (MELO et al., 2023). A intensificação das queimadas em Goiás tem sido impulsionada por longos períodos de seca e condições climáticas extremas, frequentemente associadas às mudanças climáticas globais. Essas queimadas estão diretamente relacionadas ao aumento das temperaturas e à diminuição da umidade relativa do ar, criando condições propícias para a propagação de incêndios (OLIVEIRA; SANTOS; PEREIRA, 2021).

A identificação e o monitoramento das queimadas são fundamentais para o desenvolvimento de políticas públicas eficazes de controle e prevenção de incêndios florestais. A utilização de técnicas de análise espacial, como métodos de processos pontuais, tem permitido uma melhor compreensão da distribuição espacial e temporal das queimadas. Essas técnicas ajudam a identificar áreas críticas e períodos de maior vulnerabilidade, fornecendo subsídios importantes para a gestão ambiental e o planejamento de ações preventivas (MARTINS; LOPES; RIBEIRO, 2020).

Além dos impactos ambientais, as queimadas têm consequências severas para a saúde pública. A exposição à fumaça resultante das queimadas aumenta a incidência de doenças respiratórias, como asma, bronquite e pneumonia, além de piorar condições preexistentes, como doenças cardiovasculares (LIMA; SOUSA; CARVALHO, 2022). No estado de Goiás, estudos indicam que as áreas atingidas pelas queimadas estão diretamente relacionadas ao aumento das internações hospitalares e dos custos com tratamento de doenças respiratórias. A asma, em particular, tem mostrado a maior correlação com áreas queimadas (ARAÚJO; MIZIARA, 2014).

Esses dados reforçam a necessidade de monitoramento contínuo e de políticas públicas que integrem medidas de conservação ambiental e ações preventivas na área da

saúde para mitigar os efeitos das queimadas sobre o meio ambiente e a população.

2 OBJETIVOS GERAL E ESPECÍFICOS

O presente trabalho tem como objetivo geral analisar a distribuição espacial dos focos de queimadas no estado de Goiás nos últimos cinco anos, aplicando técnicas de análise de processos pontuais para identificar padrões espaciais e áreas de alta intensidade de ocorrências, a fim de contribuir para a compreensão das dinâmicas espaciais das queimadas e subsidiar políticas públicas de prevenção e mitigação.

2.1 Objetivos Específicos

- i) Identificar e descrever a distribuição espacial dos focos de queimadas em Goiás, destacando as áreas com maior concentração de ocorrências e verificar se as queimadas ocorrem de forma aleatória ou se há algum padrão espacial nas ocorrências.
- ii) Comparar a distribuição espacial dos focos de queimadas em diferentes mesorregiões de Goiás, analisando variações de padrões espaciais entre áreas e testar modelos espaciais que descrevam as ocorrências das queimadas no estado do Goiás.
- iii) Aplicar métodos de análise de processos pontuais, como a função K de Ripley, para verificar a tendência e o comportamento das ocorrências e testar modelos espaciais que descrevam as ocorrências das queimadas no estado do Goiás.

3 MATERIAIS E MÉTODOS

Neste capítulo, serão apresentadas de forma detalhada as bases metodológicas que sustentam a execução das análises e a interpretação dos resultados obtidos. A metodologia adotada envolve uma série de etapas, que englobam desde a coleta e preparação dos dados até a escolha das técnicas analíticas utilizadas para extrair resultados relevantes. Primeiramente, serão descritos os dados e as ferramentas utilizadas, em seguida os métodos estatísticos empregados no processo de análise. Isso inclui tanto os softwares utilizados quanto as técnicas analíticas específicas adotadas para garantir a robustez e a confiabilidade dos resultados.

3.1 Fonte dos dados

Neste trabalho, foram utilizados dados de queimadas disponibilizados pelo Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE), uma instituição de referência no monitoramento de incêndios e eventos de queimadas no Brasil. O instituto oferece uma vasta base de dados oriundos de sistemas de sensoriamento remoto, como o Programa Queimadas¹, que detecta focos de calor e incêndios a partir de imagens de satélite de alta resolução. Para este estudo, os dados coletados abrangem o período de janeiro de 2020 a setembro de 2024, garantindo uma análise robusta e representativa das variações e distribuições espaciais e temporais dos focos de queimadas.

Os dados fornecidos pelo INPE incluem informações geográficas precisas sobre a localização dos focos de queimadas, a data da ocorrência, a intensidade relativa dos

¹ <https://terrabrasilis.dpi.inpe.br/queimadas/bdqueimadas> (acesso em 09/11/2024)

eventos, e metadados que auxiliam na interpretação e validação dos resultados. O processo de obtenção dos dados seguiu as diretrizes estabelecidas pela plataforma, com a devida filtragem e seleção das variáveis de interesse para a análise espacial e temporal.

Para investigar a distribuição espacial das queimadas, será empregada a metodologia de análise espacial de processos pontuais. Este tipo de análise é amplamente utilizado em estudos ambientais, pois permite examinar como esses fenômenos se distribuem no espaço e se há influência de fatores externos.

Os dados utilizados foram devidamente organizados e pré-processados para remover anomalias ou registros inconsistentes, garantindo a qualidade e a precisão da análise subsequente.

3.2 Sobre os dados

De acordo com o INPE (2024), a identificação de focos de queimadas pode não ser intuitiva para muitos, pois, embora utilize telescópios óticos, a informação capturada não está na faixa de luz visível (0,38 a 0,74 micrômetros, “ μm ”), mas sim na radiação infravermelha (0,75 a 1000 μm). Essa temperatura registrada pelo satélite difere daquela obtida por termômetros comuns que fazem contato físico com a superfície, e essa divergência frequentemente é mal interpretada por aqueles que não têm familiaridade com o assunto.

O INPE opera com dez satélites equipados com sensores óticos na faixa termal-média, como os NOAA, MODIS (TERRA e AQUA) e VIIRS (NPP-Suomi e NOAA-20), processando diariamente mais de 200 imagens para a identificação de focos de queima. Satélites em órbita polar conseguem detectar focos de fogo com um mínimo de 30 m de extensão por 1 m de largura, enquanto os geoestacionários requerem frentes de fogo que são, pelo menos, o dobro desse tamanho. A resolução espacial dos sensores influencia a detecção, uma vez que pixels podem representar áreas significativamente maiores do que a queimada real.

O satélite de referência, utilizado para avaliar as tendências dos focos de queima, mudou do NOAA-12 para o AQUA e, em breve, será o NPP-Suomi. Os dados de detecção de queima agora estão alinhados com a "*Collection 6*" da NASA e da Universidade de Maryland, resultando em produtos mais confiáveis.

Diversas condições podem comprometer a detecção de queimadas, como frentes de fogo menores que 30 m, fogo restrito ao solo de florestas densas, presença de nuvens na região, queimadas de curta duração que ocorrem entre as passagens dos satélites e imprecisões na localização, que podem variar de 400m a 6 km.

A estimativa da área afetada pelas queimadas é realizada quinzenalmente através de imagens de satélites de maior resolução, como o Landsat-8, mas atualmente essa estimativa é limitada ao bioma Cerrado. Essas informações foram coletadas da página do Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE)².

3.3 Ferramentas utilizadas

Todas as análises foram realizadas utilizando a linguagem R Team (2024b) no ambiente RStudio Team (2024a). Para a execução das análises, foram empregados diversos pacotes, que incluem `sf` para manipulação de dados espaciais, `spatstat` para análise de processos pontuais, `tidyverse` para manipulação e visualização de dados, `patchwork` para combinar gráficos, `raster` para trabalhar com dados *raster*, `ggspatial` para visualizações

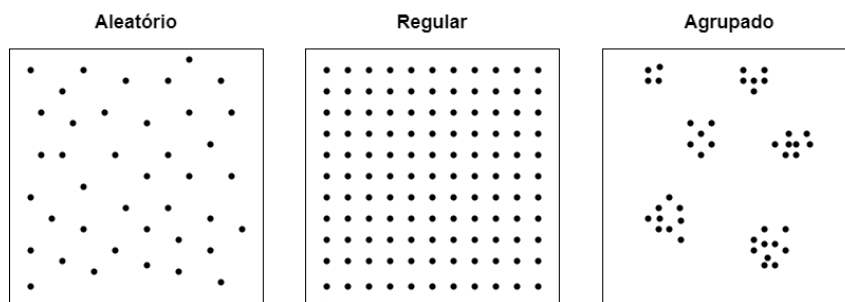
² <https://terrabrasilis.dpi.inpe.br/queimadas/portal/faq/index.html> (acesso em 09/11/2024)

espaciais e *viridis* para paletas de cores. A combinação desses pacotes permitirá uma análise abrangente e eficaz das ocorrências de queimadas no estado de Goiás.

3.4 Processos pontuais

Os processos pontuais constituem uma classe de modelos estocásticos que descrevem a ocorrência de eventos discretos em uma região espacial. Esses modelos são amplamente utilizados em diversas áreas como ecologia, epidemiologia, criminologia e geociências (DIGGLE, 2003). De acordo com Cressie (1993), os processos pontuais são úteis para representar a distribuição espacial de eventos que ocorrem em locais específicos e que podem ser analisados quanto aos seus padrões espaciais.

Figura 1 – Ilustração do comportamento dos pontos



Fonte: Elaborada pelo autor, 2024.

A análise de processos pontuais permite investigar a distribuição espacial de eventos discretos em uma região de interesse. Um processo pontual representa fenômenos que ocorrem de forma discreta no espaço, como a localização de árvores em uma floresta, a ocorrência de crimes em uma cidade ou a incidência de doenças em uma população. Estes processos são fundamentais para identificar padrões espaciais, compreender interações entre eventos e realizar inferências sobre a aleatoriedade ou dependência espacial dos dados (CRESSIE, 1993; DIGGLE, 2003).

3.4.1 Definição de Processo Pontual

As propriedades matemáticas dos processos pontuais são descritas em termos de **primeira** e **segunda ordem**, que capturam a densidade de eventos e a dependência espacial entre eles. Essas propriedades formam a base para a modelagem e a análise dos padrões espaciais (STOYAN; PENTTINEN, 2000).

Um **processo pontual** é definido como uma coleção finita de eventos $\{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ localizados em uma região finita $A \subset \mathbb{R}^d$, em que cada x_i representa a posição de um evento no espaço. Dependendo da aplicação, A pode ser uma área bidimensional (como um mapa) ou tridimensional (como o espaço físico) (CRESSIE, 1993).

Formalmente, um processo pontual Φ pode ser tratado como uma variável aleatória que mapeia subconjuntos finitos de A para o espaço de probabilidade (Ω, \mathcal{F}, P) , onde Ω é o espaço amostral, \mathcal{F} é a sigma-álgebra de eventos, e P é a medida de probabilidade associada ao processo (DIGGLE, 2003). Essa abordagem probabilística permite que o processo pontual seja analisado sob uma perspectiva estocástica, possibilitando a aplicação de ferramentas estatísticas para descrever a distribuição espacial dos eventos e testar hipóteses sobre o padrão de distribuição (STOYAN; PENTTINEN, 2000).

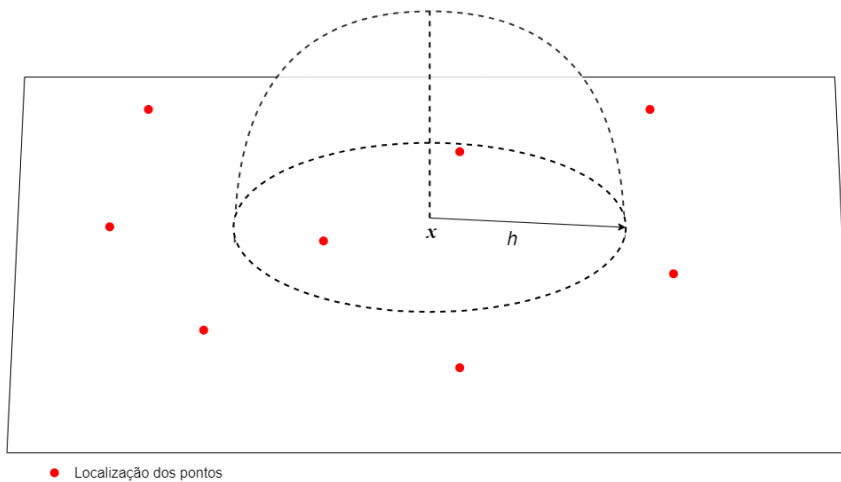
3.4.1.1 Estimador Kernel

Uma das ferramentas para a análise de processos pontuais é o **estimador kernel**, que permite a suavização da densidade de eventos e a obtenção de uma estimativa contínua de intensidade. Esse estimador é definido como:

$$\hat{\lambda}(x) = \frac{1}{nh^d} \sum_{i=1}^n K\left(\frac{x - x_i}{h}\right),$$

em que $\hat{\lambda}(x)$ é a estimativa da intensidade no ponto x , h é o parâmetro de banda (ou suavização), e K é a função kernel, que distribui a influência dos pontos em torno de x (SILVERMAN, 1986). A ilustração do estimador Kernel está representada na Figura 2.

Figura 2 – Ilustração do estimador kernel



Fonte: Elaborada pelo autor, 2024.

A função kernel K é simétrica e sua escolha impacta na suavização dos dados, exemplos comuns incluem o kernel Gaussiano e o kernel Epanechnikov, que possuem boas propriedades de suavização (WAND; JONES, 1995). A escolha do parâmetro de banda h é essencial, pois controla o nível de suavização, valores de h menores produzem estimativas mais detalhadas, enquanto valores maiores resultam em uma suavização mais forte (SILVERMAN, 1986).

O estimador kernel é amplamente utilizado para identificar padrões espaciais, como regiões de alta concentração de eventos, e é uma ferramenta eficaz para análises em epidemiologia, ecologia e criminologia (BADDELEY; TURNER, 2005). Com o ajuste adequado do parâmetro h , o estimador kernel permite visualizar e interpretar a distribuição espacial dos eventos sem pressupor uma forma específica para a densidade dos dados (CRESSIE, 1993).

3.4.1.2 Medidas de Primeira Ordem: Intensidade Pontual

A **intensidade** $\lambda(x)$ de um processo pontual Φ em um ponto $x \in A$ é uma medida que captura a densidade média de eventos em torno de x . Ela é definida como o número esperado de eventos por unidade de área ao redor de x e é dada pela fórmula:

$$\lambda(x) = \lim_{|ds| \rightarrow 0} \frac{\mathbb{E}[N(ds)]}{|ds|},$$

em que $\mathbb{E}[N(ds)]$ é a expectativa do número de eventos em uma pequena região ds ao redor de x , e $|ds|$ é a área da região ds (STOYAN; PENTTINEN, 2000).

A intensidade pontual $\lambda(x)$ pode ser constante (processo homogêneo) ou variar com a posição (processo não-homogêneo). Em processos homogêneos, a intensidade é a mesma em todas as regiões do espaço, indicando que os eventos são distribuídos de forma uniforme sobre A . Por outro lado, em processos não-homogêneos, a intensidade varia, sugerindo que certos subdomínios de A têm uma maior ou menor probabilidade de conter eventos (CRESSIE, 1993).

3.4.1.3 Propriedades de Segunda Ordem: Covariância e Dependência Espacial

As **propriedades de segunda ordem** de um processo pontual tratam da dependência espacial entre pares de eventos e são descritas pela covariância entre os pontos. Uma função comum usada para capturar a dependência espacial é a **função de covariância espacial**, que mede a interação entre dois pontos x_i e x_j . Esta função é dada por:

$$\lambda(x_i, x_j) = \lim_{|ds_i|, |ds_j| \rightarrow 0} \frac{\mathbb{C}[N(ds_i), N(ds_j)]}{|ds_i| \cdot |ds_j|},$$

em que $\mathbb{C}[N(ds_i), N(ds_j)]$ é a covariância entre o número de eventos observados nas regiões ds_i e ds_j , e $|ds_i|$ e $|ds_j|$ são as áreas das regiões ds_i e ds_j (STOYAN; PENTTINEN, 2000). A análise dessa função permite verificar se os eventos ocorrem de forma independente ou se exibem padrões de agrupamento ou dispersão (BADDELEY; TURNER, 2005).

3.4.2 Função K de Ripley

A função K é amplamente utilizada na análise de padrões espaciais devido à sua capacidade de identificar tanto agrupamentos quanto regularidades em diferentes escalas espaciais (RIPLEY, 1977). Essa função combina medidas de primeira e segunda ordem, oferecendo uma interpretação mais robusta e direta do padrão espacial (DIGGLE, 2003). Formalmente, a função K é definida como:

$$K(t) = \frac{2\pi}{\lambda^2} \int_0^t \lambda^2(x) \cdot x \, dx,$$

em que λ representa a intensidade do processo, ou seja, o número médio de eventos por unidade de área, assumindo que o processo seja estacionário e isotrópico. Sob a hipótese de completa aleatoriedade espacial (CSR), espera-se que:

$$K(t) = \pi t^2,$$

que indica que os eventos estão distribuídos aleatoriamente dentro da região de estudo (RIPLEY, 1977; DIGGLE, 2003).

Para validar a hipótese de CSR, utiliza-se o estimador de $\hat{K}(t)$, que corrige os efeitos de borda e é definido como:

$$\hat{K}(t) = \frac{|A|}{n^2} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \frac{I_t(u_{ij})}{w_{ij}},$$

em que $|A|$ é a área total da região de estudo, n é o número de eventos observados, u_{ij} representa a distância entre os eventos i e j , $I_t(u_{ij})$ é uma função indicadora que vale 1 se $u_{ij} < t$, e 0 caso contrário, e w_{ij} é um fator de correção para os efeitos de borda, considerando a proporção da circunferência ao redor do evento i que está contida na área A (RIPLEY, 1977; DIGGLE, 2003).

Para facilitar a interpretação dos resultados, emprega-se a função auxiliar $\hat{L}(t)$, que lineariza a relação entre t e a função K :

$$\hat{L}(t) = \sqrt{\frac{\hat{K}(t)}{\pi}}.$$

A função K é frequentemente utilizada com envelopes simulados para testar a hipótese nula de *CSR*. Esses envelopes são construídos a partir de simulações Monte Carlo, permitindo comparar a estimativa empírica de $K(t)$ com a distribuição esperada sob *CSR*. Valores observados de $K(t)$ fora dos limites dos envelopes indicam a rejeição da hipótese nula. Desse modo, a função K apresenta maior robustez estatística e versatilidade em comparação a outras medidas de padrão espacial, sendo amplamente utilizada na análise de processos pontuais (DIGGLE, 2003).

3.4.3 Processo Estacionário

Um **processo pontual estacionário** é aquele em que as propriedades estatísticas, como intensidade e covariância, são invariantes em relação à localização. Em outras palavras, as probabilidades associadas ao processo não mudam se o processo é transladado no espaço. Formalmente, um processo pontual Φ é estacionário se a intensidade $\lambda(x)$ é constante em toda a região de interesse A , de forma que:

$$\lambda(x) = \lambda \quad \forall x \in A.$$

tal propriedade indica que o processo pontual não apresenta variações espaciais em larga escala, facilitando a análise estatística por meio de técnicas que assumem homogeneidade espacial (CRESSIE, 1993; BADDELEY; TURNER, 2005).

3.4.4 Processo Isotrópico

Um **processo pontual isotrópico** é aquele em que as propriedades estatísticas dependem apenas da distância entre os pontos, e não da direção. Isso significa que a covariância espacial entre dois pontos x_i e x_j em um processo isotrópico depende exclusivamente da distância $|x_i - x_j|$, independentemente da orientação relativa entre os pontos:

$$\lambda(x_i, x_j) = \lambda(|h|),$$

onde $h = x_i - x_j$ representa o vetor de deslocamento entre os pontos x_i e x_j . Essa propriedade é frequentemente assumida em modelagem espacial porque simplifica a análise e a interpretação dos padrões espaciais observados (STOYAN; PENTTINEN, 2000; BADDELEY; TURNER, 2005).

3.4.5 Completa Aleatoriedade Espacial (CSR)

A completa aleatoriedade espacial (*CSR*) é o modelo nulo mais simples para processos pontuais. Sob a hipótese de *CSR*, assume-se que os eventos ocorrem de forma

completamente aleatória e independente em toda a região de estudo. Em outras palavras, os eventos seguem uma distribuição de Poisson homogênea, e a probabilidade de um evento ocorrer em uma determinada sub-região de A é proporcional ao tamanho da sub-região, independentemente da localização dos outros eventos. (DIGGLE, 2003)

Matematicamente, o número de eventos $N(A)$ em uma sub-região A de tamanho $|A|$ segue uma distribuição de Poisson com parâmetro $\lambda|A|$, onde λ é a intensidade do processo. A função de massa de probabilidade é dada por:

$$P(N(A) = n) = \frac{(\lambda|A|)^n e^{-\lambda|A|}}{n!},$$

em que $\lambda|A|$ é o número esperado de eventos na região A , e n é o número observado de eventos. (BADDELEY; TURNER, 2005)

3.4.6 Teste de Kolmogorov-Smirnov para CSR

O teste de Kolmogorov-Smirnov é um teste não paramétrico que verifica a hipótese nula de que uma amostra provém de uma distribuição específica. Quando aplicado a processos pontuais, o teste K-S é usado para comparar a distribuição das distâncias observadas entre os eventos com a distribuição teórica esperada sob *CSR*. A hipótese nula (H_0) postula que os eventos são distribuídos de forma completamente aleatória no espaço, enquanto a hipótese alternativa (H_1) sugere a presença de algum padrão de dependência espacial (DIGGLE, 2003).

A estatística do teste K-S é definida como:

$$D = \sup_x |F_n(x) - F_0(x)|,$$

em que a estatística do teste K-S, denotada por D , é definida como o supremo da diferença absoluta entre a função de distribuição empírica ($F_n(x)$), que representa as distâncias observadas, e a função de distribuição cumulativa teórica ($F_0(x)$) sob o modelo de processos pontuais em *CSR*. Em outras palavras, D é o valor máximo da diferença entre essas duas distribuições.

O valor de D é então comparado a valores críticos da tabela K-S ou é utilizado para calcular um p -valor, que indica se a hipótese nula deve ser rejeitada. (CRESSIE, 1993)

Se a estatística D for suficientemente grande, isto é, se a diferença máxima entre $F_n(x)$ e $F_0(x)$ for significativa, rejeita-se a hipótese de *CSR*. Isso implica que a distribuição espacial dos eventos não é aleatória e apresenta um padrão de agrupamento ou dispersão. A interpretação do teste K-S no contexto espacial deve considerar também os efeitos de borda, uma vez que a densidade de eventos em regiões próximas às fronteiras da área de estudo pode ser afetada pelos limites do domínio (BADDELEY; TURNER, 2005).

3.4.7 Teste Qui-Quadrado para Completa Aleatoriedade Espacial

O teste de qui-quadrado é amplamente utilizado na estatística espacial para analisar a aleatoriedade de um padrão de pontos distribuídos em um espaço bidimensional. Esse teste verifica se a distribuição espacial dos pontos segue um padrão completamente aleatório ou se há indícios de aglomeração ou dispersão. Analisar a aleatoriedade espacial é crucial em diversas áreas, como ecologia, geografia e ciências ambientais, para determinar se a distribuição de eventos ou objetos ocorre sem um arranjo sistemático ou possui algum tipo de estrutura espacial (CRESSIE, 1993). Para aplicar o teste de qui-quadrado, duas hipóteses principais são formuladas. A hipótese nula (H_0) afirma que o padrão de pontos é

completamente aleatório no espaço, implicando na ausência de tendências de agrupamento ou uniformidade. Em termos estatísticos, os pontos devem seguir um processo de ponto de Poisson, onde os eventos são independentes e distribuídos uniformemente. A hipótese alternativa (H_1) sugere que o padrão de pontos não é aleatório e apresenta evidências de alguma estrutura espacial (BAILEY; GATRELL, 2001).

O teste de qui-quadrado também permite investigar padrões específicos de distribuição espacial considerando as seguintes Hipóteses. A hipótese de Agrupamento (H_0), onde considera que os pontos apresentam uma tendência de se aglomerar, evidenciando que os eventos ou objetos no espaço estão mais próximos uns dos outros do que seria esperado sob uma distribuição aleatória. Em contrapartida, a hipótese de Regularidade (H_1) supõe que os pontos estão mais uniformemente espaçados do que o esperado sob a aleatoriedade, e seu padrão indica regularidade ou dispersão. Esse tipo de distribuição pode ocorrer quando os eventos ou objetos têm um mecanismo de repulsão que os impede de se aproximar excessivamente. Dessa forma, Rejeitar a hipótese nula indicaria um padrão regular de pontos (BADDELEY; RUBAK; TURNER, 2015).

A metodologia do teste envolve a divisão da área de estudo em k células de tamanho igual. A frequência esperada de pontos em cada célula é calculada assumindo aleatoriedade, e a fórmula é:

$$E_i = \frac{N}{k},$$

em que N é o número total de pontos na área de estudo e k é o número de células. A estatística de qui-quadrado (χ^2) é calculada como:

$$\chi^2 = \sum_{i=1}^k \frac{(O_i - E_i)^2}{E_i},$$

neste caso, O_i representa a frequência observada de pontos na i -ésima célula, e E_i é a frequência esperada. O valor calculado de χ^2 é comparado com o valor crítico da tabela de qui-quadrado, com $k - 1$ graus de liberdade e um nível de significância α (geralmente $\alpha = 0,05$). Se o valor calculado de χ^2 for maior que o valor crítico, rejeita-se a hipótese nula, indicando que o padrão de pontos não é aleatório.

A aplicação correta do teste requer atenção ao tamanho e à divisão da área em células, pois pode influenciar os resultados. Além disso, a suposição de independência das observações é essencial para a validade das conclusões (CRESSIE, 1993; BAILEY; GATRELL, 2001).

3.4.8 Critério de Informação de Akaike (AIC)

O Critério de Informação de Akaike (AIC) é uma ferramenta utilizada na seleção de modelos estatísticos, permitindo comparar diferentes modelos que explicam um mesmo conjunto de dados. O AIC é baseado na entropia, quantificando a qualidade de cada modelo em relação aos outros. Ele penaliza a complexidade do modelo, favorecendo aqueles que alcançam um bom ajuste com o menor número de parâmetros. Matematicamente, o AIC é definido como:

$$\text{AIC} = 2k - 2\ln(L)$$

em que k é o número de parâmetros do modelo e L é a verossimilhança máxima do modelo. Modelos com valores de AIC mais baixos são considerados preferíveis, pois indicam um

melhor equilíbrio entre ajuste e complexidade. O AIC não fornece um teste estatístico, mas permite a comparação relativa entre modelos, sendo uma ferramenta poderosa na modelagem estatística e na análise preditiva (AKAIKE, 1974).

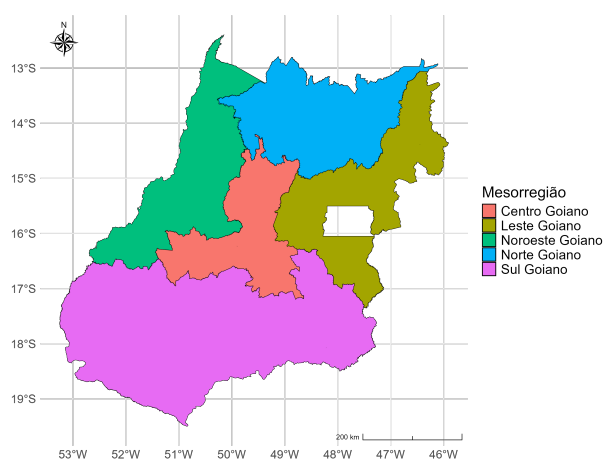
4 RESULTADOS E DISCUSSÃO

Neste capítulo, serão apresentados os resultados das análises exploratórias e dos modelos testados para as ocorrências de queimadas no estado de Goiás entre os anos de 2020 a 2024. A seção inicial abordará a caracterização dos dados, incluindo a distribuição temporal e espacial por semestre das queimadas, em seguida, discutiremos os métodos de análise exploratória utilizados para entender os padrões de ocorrência das queimadas. Serão apresentados gráficos que revelam tendências nos dados, por último, descreveremos os modelos estatísticos aplicados, destacando suas especificações e critérios de ajuste. A análise dos resultados permitirá uma compreensão mais aprofundada das dinâmicas das queimadas em Goiás e contribuirá para futuras investigações e políticas de mitigação.

4.1 Análise Descritiva

O estado do Goiás, está localizado na região Centro-Oeste do Brasil e possui cinco diferentes mesorregiões, sendo elas, Centro Goiano, Leste Goiano, Noroeste Goiano, Norte Goiano e Sul Goiano ilustrados na Figura 3, na qual é possível destacar o Sul Goiano como a maior em extensão territorial.

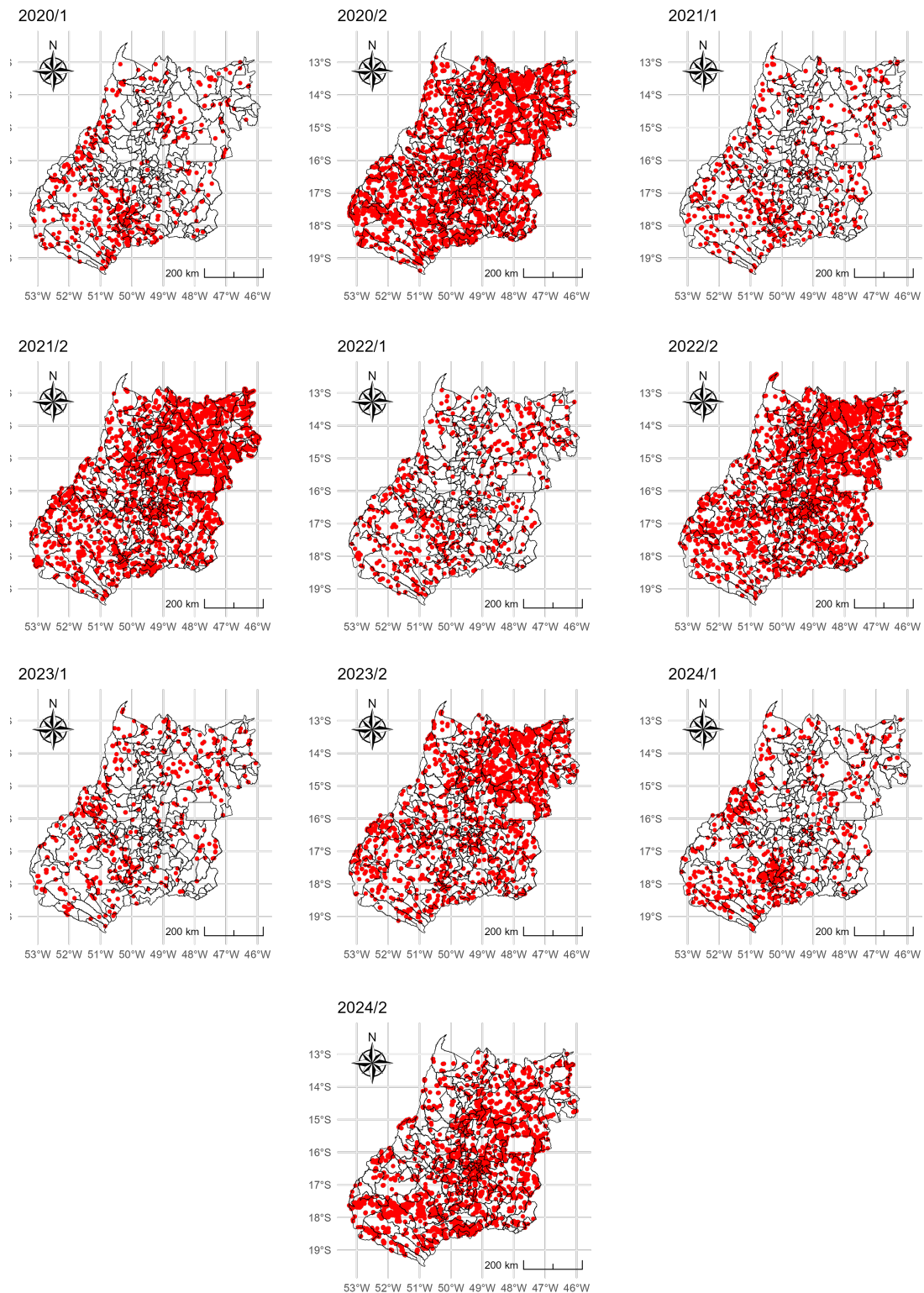
Figura 3 – Mapa das Mesorregiões do Estado do Goiás



Fonte: Elaborada pelo autor, 2024.

A Figura 4 apresenta a distribuição espacial de todas as ocorrências de queimadas no estado do Goiás por semestre no período de 2020 a setembro de 2024 detalhadas em suas respectivas posições geográficas. Observa-se que, de forma consistente ao longo dos anos, o número de queimadas aumenta significativamente no segundo semestre. Esse padrão sazonal pode estar associado a fatores climáticos e ambientais característicos dessa época do ano, como a menor umidade do ar, temperaturas elevadas e vegetação mais seca, que favorecem a propagação do fogo.

Figura 4 – Mapas de Focos de queimadas por semestre em Goiás entre os anos de 2020 e setembro de 2024



Fonte: Elaborada pelo autor, 2024.

A Tabela 1 apresenta dados quantitativos referentes às mesorregiões de Goiás ao longo dos dez semestres entre 2020 e 2024. Esses dados destacam a quantidade de queimadas registrados por mesorregião e o Total referente a todo o território do estado do

Goiás. A tabela também reforça a presença da sazonalidade anual que ocorre na região, destacando um aumento significativo no segundo semestre de todos os anos.

Tabela 1 – Focos de queimadas por Mesorregião no Goiás

Semestre	Centro Goiano	Leste Goiano	Noroeste Goiano	Norte Goiano	Sul Goiano	Total
2020/1	32	56	98	56	340	582
2020/2	565	935	477	1105	2343	5425
2021/1	52	80	93	89	289	603
2021/2	477	1823	572	1351	1191	5414
2022/1	65	114	125	170	348	822
2022/2	513	869	364	1186	1030	3962
2023/1	54	100	140	116	220	630
2023/2	249	634	292	694	660	2529
2024/1	54	98	146	72	440	810
2024/2	633	877	334	507	2540	4891

Fonte: Elaborada pelo autor, 2024.

Ainda na Tabela 1, nota-se que a mesorregião Sul é a área que apresenta os maiores valores de queimadas ao longo dos períodos. Ela não apenas possui um número elevado em relação às demais mesorregiões, mas também demonstra uma tendência de crescimento significativo no número de queimadas no segundo semestre de todos os anos, exibindo um crescimento marcante de 340 focos no primeiro semestre de 2020 para 2.540 no segundo semestre de 2024 até o dia 30 de setembro, o que representa um incremento substancial. De acordo com Melo et al. (2023), o aumento desses focos ocorre entre os meses de Julho a Outubro e que regiões de agricultura em mosaico, pastagem, floresta e formações naturais são as que apresentam a maior quantidade de focos de queimadas. As mesorregiões Leste Goiano e Norte Goiano também apresentam aumentos relevantes, embora menos acentuado que a Sul. Esses dados são indicativos de uma possível intensificação de atividades ou condições ambientais específicas que requerem atenção e monitoramento.

A Tabela 2, traz os valores das estatísticas descritivas das quantidades de queimadas por mesorregião do estado do Goiás e do Total em todo o território do estado durante o período estudado (2020 a 2024).

Tabela 2 – Estatísticas descritivas por mesorregião

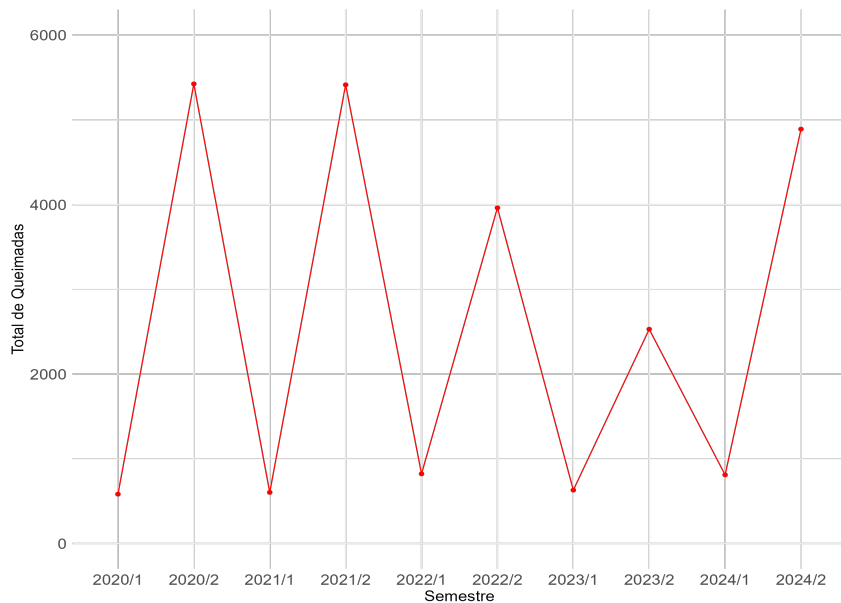
Mesorregião	Média	Desvio Padrão	Mínimo	Máximo
Centro Goiano	269,4	249,59	32	633
Leste Goiano	558,6	581,72	56	1823
Noroeste Goiano	264,1	170,40	93	572
Norte Goiano	534,6	515,55	56	1351
Sul Goiano	940,1	855,09	220	2540
Total	2566,8	2142,26	582	5425

Fonte: Elaborada pelo autor, 2024.

Com base nos resultados apresentados na Tabela 2, a mesorregião Sul Goiano se destaca novamente, com uma média de 940,1 queimadas e um desvio padrão de 855,09. Esses números indicam que a região possui a maior incidência de queimadas, além de apresentar uma alta variabilidade em comparação com as demais mesorregiões. Já as

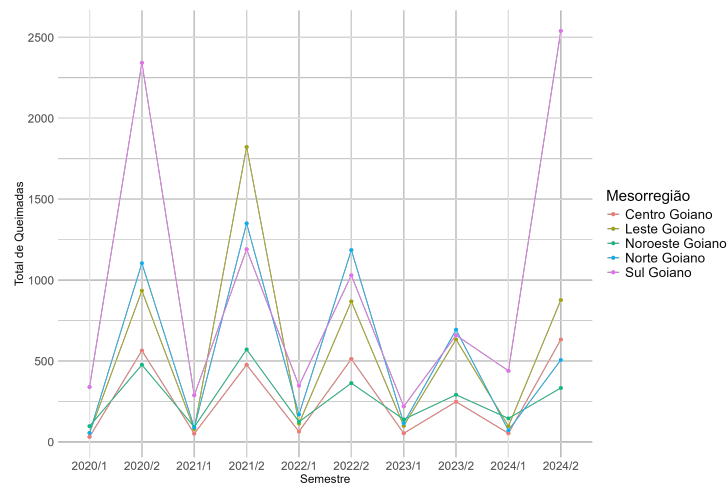
mesorregiões Leste Goiano e Norte Goiano, apesar de exibirem médias menores, de 558,6 e 534,6 queimadas, respectivamente, e desvios padrão de 582,72 e 515,55, ainda assim apresentam valores preocupantes, especialmente considerando suas menores extensões territoriais. Em relação ao território total do estado, o Goiás sofre em média 2566.8 queimadas por semestre e um desvio padrão de 2142,26 entre os anos de 2020 a setembro de 2024, com o um mínimo de 582 no primeiro semestre de 2020 e um máximo de 5425 no segundo semestre do mesmo ano.

Figura 5 – Gráfico de linha com os valores totais das ocorrências de queimadas no estado do Goiás entre 2020 e setembro de 2024



Fonte: Elaborada pelo autor, 2024.

Figura 6 – Gráfico de linhas com os totais de queimadas por mesorregião no estado do Goiás no período de 2020 a setembro de 2024



Fonte: Elaborada pelo autor, 2024.

4.2 Testes para completa aleatoriedade espacial e comportamento dos pontos de queimadas

A análise de completa aleatoriedade espacial busca determinar se a distribuição dos focos de queimadas em Goiás segue um padrão aleatório ou se há evidências de uma organização espacial não aleatória. Ao realizar testes de Kolmogorov-Smirnov por semestre, comparamos a distribuição observada dos focos de queimadas com a distribuição teórica esperada caso os focos fossem distribuídos de maneira totalmente aleatória. Para cada semestre, o teste de Kolmogorov-Smirnov gera um valor-p associado a uma distância "D" calculada da diferença máxima entre a distribuição teórica e a distribuição observada, esse valor p indica a probabilidade de obter a distribuição observada dos dados, assumindo que a distribuição seja aleatória, valores p baixos (geralmente abaixo de 0,05) sugerem que é improvável que a distribuição observada seja resultado de um processo aleatório. E assim aceitando a hipótese de que as ocorrências das queimadas se comportam como padrões de agrupamento ou dispersão.

Tabela 3 – Teste de Kolmogorov-Smirnov para completa aleatoriedade espacial para a coordenada X das queimadas no estado do Goiás por semestre entre os anos de 2020 a 2024

Semestre	D	valor p
2020/1	0,20633	< 0,05
2020/2	0,0594	< 0,05
2021/1	0,098385	< 0,05
2021/2	0,24226	< 0,05
2022/1	0,10653	< 0,05
2022/2	0,19798	< 0,05
2023/1	0,12391	< 0,05
2023/2	0,19472	< 0,05
2024/1	0,17652	< 0,05
2024/2	0,096206	< 0,05

Fonte: Elaborada pelo autor, 2024.

A Tabela 3 apresenta os resultados do teste de completa aleatoriedade espacial de Kolmogorov-Smirnov, realizado para todos os semestres de 2020 a 2024, considerando o deslocamento espacial na direção X (de leste a oeste). O teste revelou valores p muito próximos de zero em todos os semestres, confirmando a hipótese de que os pontos de queimadas não ocorrem de maneira aleatória, mas sim seguem algum tipo de padrão.

Tabela 4 – Teste de Kolmogorov-Smirnov para completa aleatoriedade espacial para a coordenada Y das queimadas no estado do Goiás por semestre entre os anos de 2020 a 2024

Semestre	D	valor p
2020/1	0,19357	< 0,05
2020/2	0,064208	< 0,05
2021/1	0,10381	< 0,05
2021/2	0,19134	< 0,05
2022/1	0,04462	0,07578
2022/2	0,15572	< 0,05
2023/1	0,050874	0,07669
2023/2	0,14979	< 0,05
2024/1	0,16505	< 0,05
2024/2	0,17871	< 0,05

Fonte: Elaborada pelo autor, 2024.

De forma análoga à Tabela 3, a Tabela 4 traz os resultados do teste de Kolmogorov-Smirnov para a coordenada Y (de sul a norte), embora tenha apresentado p-valores muito próximos de zero em quase todos os semestres entre 2020 e 2024, o primeiro semestre dos anos de 2022 e 2023 apresentaram p-valores maiores que 0.05, e assim, aceitamos que não há evidências suficientes para rejeitar a completa aleatoriedade espacial nesses dois semestres.

4.3 Testes de qui-quadrado para agrupamento ou dispersão das queimadas no estado do Goiás

Dando continuidade a análise, foi utilizado o teste de qui-quadrado para avaliar se os focos de queimadas em Goiás seguem um padrão espacial uniforme (regular) ou apresentam um comportamento de agrupamento, exposto na Tabela 5. Em uma distribuição espacial regular, as queimadas estariam mais espaçadas e organizadas de maneira previsível; em contrapartida, uma distribuição agrupada indicaria que os focos tendem a se concentrar em certas áreas, formando “*clusters*” ou aglomerações.

Tabela 5 – Teste de χ^2 (chi-quadrado) para agrupamento das queimadas no estado do Goiás entre os anos de 2020 a 2024

Semestre	χ^2	graus de liberdade	p-valor
2020/1	292,58	21	< 0,05
2020/2	517,48	21	< 0,05
2021/1	125,84	21	< 0,05
2021/2	2093,3	21	< 0,05
2022/1	113,84	21	< 0,05
2022/2	978,51	21	< 0,05
2023/1	85,547	21	< 0,05
2023/2	641,57	21	< 0,05
2024/1	312,68	21	< 0,05
2024/2	1719	21	< 0,05

Fonte: Elaborada pelo autor, 2024.

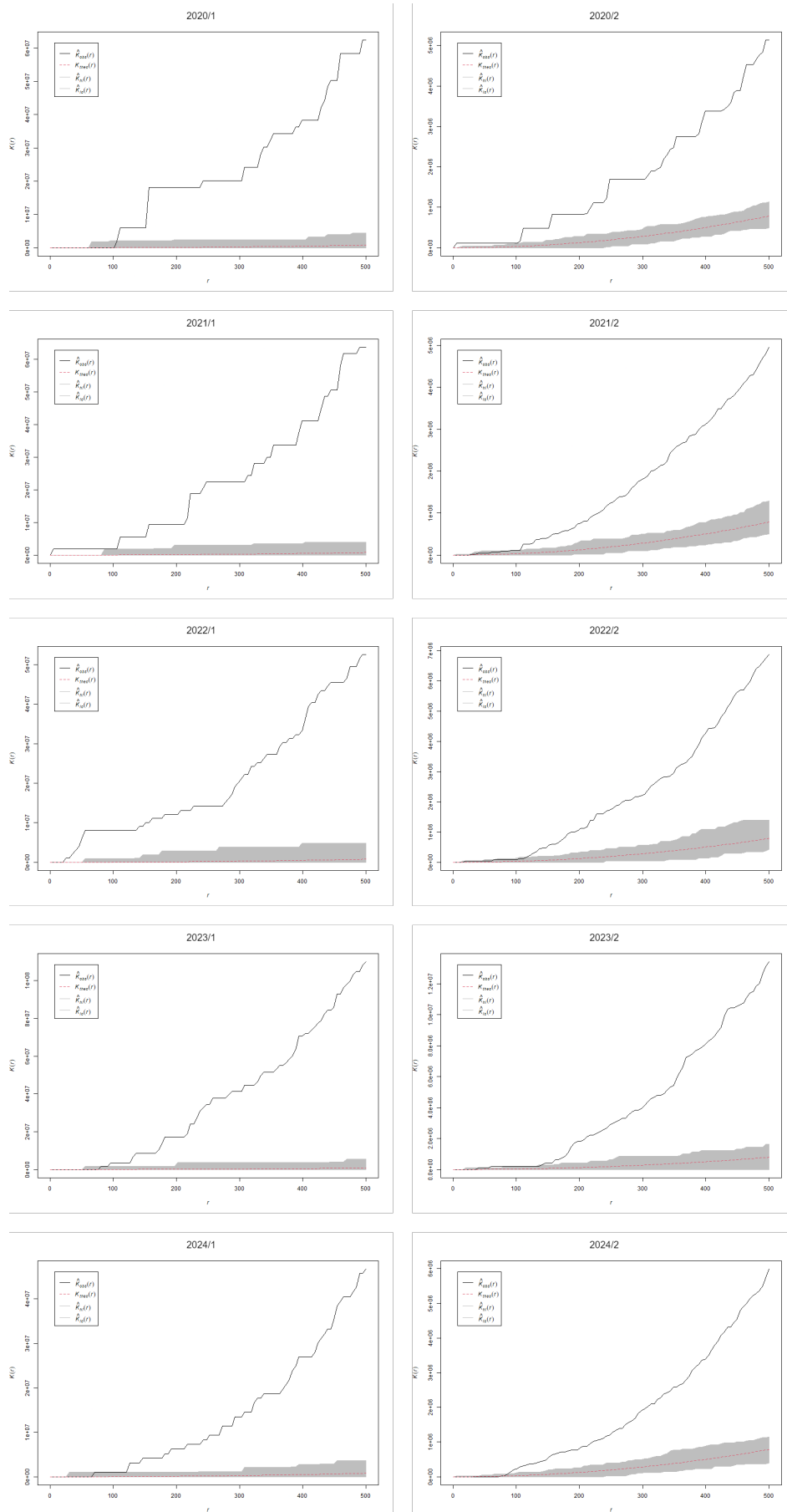
Para a aplicação do teste, a região foi dividida em 22 sub-regiões, e assim, é realizada o cálculo do valor esperado e do valor observado de ocorrências de queimadas em cada sub-região. O teste traz como resultado uma estatística de χ^2 (qui-quadrado) associada a um p-valor. A Tabela 5, contém os resultados do teste aplicado a todos os semestres entre 2020 e 2024 e revela que em todos os semestres, os pontos seguem um padrão de agrupamento, com p-valores menores que 0.05, revelando evidências suficientes para se rejeitar a hipótese de regularidade.

4.4 Funções K de Ripley por semestre entre os anos de 2020 e 2024

Constatado que as queimadas não estão distribuídas de forma aleatória no espaço, mas sim em agrupamentos, a função K de Ripley foi utilizada para estimar a partir de qual distância, em quilômetros, esses agrupamentos ocorrem. A Figura 7 apresenta os resultados dos envelopes da função K de Ripley, com 100 simulações realizadas para cada semestre entre 2020 e 2024, a partir das quais um resultado foi sorteado ao acaso. Valores da função maiores que o limite de confiança superior indicam que naquelas distâncias os pontos tendem a se agrupar, ou dispersar, caso a função fique abaixo do limite inferior.

Em vista disso, nos semestres de 2020/1, 2021/2, 2022/2, 2023/1, 2024/1 e 2024/2, a função K de Ripley indicou que os agrupamentos de queimadas ocorrem com um raio próximo de 100 km. Nos semestres de 2020/2, 2021/1 e 2022/1, a função revelou agrupamentos com raios menores que 100 km. Por outro lado, o semestre de 2023/2 foi o único a apresentar um raio de agrupamento próximo de 150 km. Neste caso, podemos observar que, em todos os semestres, as queimadas tendem a se agrupar em um raio menor que 150km.

Figura 7 – Envelopes da função K de Ripley por semestre entre os anos de 2020 a 2024



Fonte: Elaborada pelo autor, 2024.

4.5 Critério de informação de Akaike (*AIC*) para seleção dos modelos

Assim sendo, foram propostos nove modelos polinomiais variando de um modelo simples apenas com o valor da variável até o polinomial de grau 3. O critério utilizado para a escolha do modelo foi o de *AIC*, que quanto menor o valor apresentado, melhor a adequação do modelo aos dados. A Tabela 7, exibe os valores de *AIC* para cada um dos nove modelos testados para cada semestre entre os anos de 2020 a 2024.

Tabela 6 – Valores de *AIC* com todos os modelos testados para cada semestre no período de 2020 ao primeiro semestre de 2022.

modelos	2020/1	2020/2	2021/1	2021/2	2022/1
Nulo(intercepto)	24.663,68	205.660,60	25.510,79	205.265,60	34.265,82
polinomial grau 1 para x	24.594,71	205.572,40	25.501,98	204.042,10	34.255,64
polinomial grau 1 para y	24.565,88	205.551,90	25.498,36	204.727,00	34.262,42
polinomial grau 1 para x e y	24.550,97	205.498,20	25.498,77	203.997,60	34.256,38
AIC polinomial grau 2 para x	24.582,82	205.533,30	25.503,12	204.005,20	34.229,21
polinomial grau 2 para y	24.567,13	205.537,30	25.499,84	204.615,50	34.259,58
polinomial grau 2 para x e y	24.538,30	205.447,20	25.501,57	203.858,40	34.227,95
polinomial grau 3 para x	24.575,50	205.358,90	25.498,90	203.824,40	34.231,02
polinomial grau 3 para y	24.568,77	205.529,90	25.482,27	204.486,10	34.260,75
polinomial grau 3 para x e y	24.529,53	205.283,40	25.475,20	203.541,80	34.230,08

Fonte: Elaborada pelo autor, 2024.

Tabela 7 – Valores de *AIC* com todos os modelos testados para cada semestre entre o segundo semestre de 2022 a 2024.

modelos	2022/2	2023/1	2023/2	2024/1	2024/2
Nulo(intercepto)	152.689,40	26.597,78	99.735,16	33.789,45	186.430,60
polinomial grau 1 para x	152.029,30	26.581,52	99.483,46	33.718,37	186.250,90
polinomial grau 1 para y	152.225,30	26.593,18	99.528,00	33.708,24	185.749,10
polinomial grau 1 para x e y	151.933,10	26.569,03	99.423,40	33.688,63	185.749,80
AIC polinomial grau 2 para x	152.030,60	26.574,04	99.466,20	33.706,47	186.246,60
polinomial grau 2 para y	152.220,00	26.594,42	99.520,53	33.688,66	185.683,90
polinomial grau 2 para x e y	151.933,10	26.560,53	99.397,84	33.688,66	185.676,10
polinomial grau 3 para x	151.929,10	26.572,37	99.355,69	33.715,30	186.196,40
polinomial grau 3 para y	152.221,90	26.594,01	99.500,20	33.703,94	185.682,20
polinomial grau 3 para x e y	151.797,00	26.560,74	99.235,47	33.678,87	185.664,50

Fonte: Elaborada pelo autor, 2024.

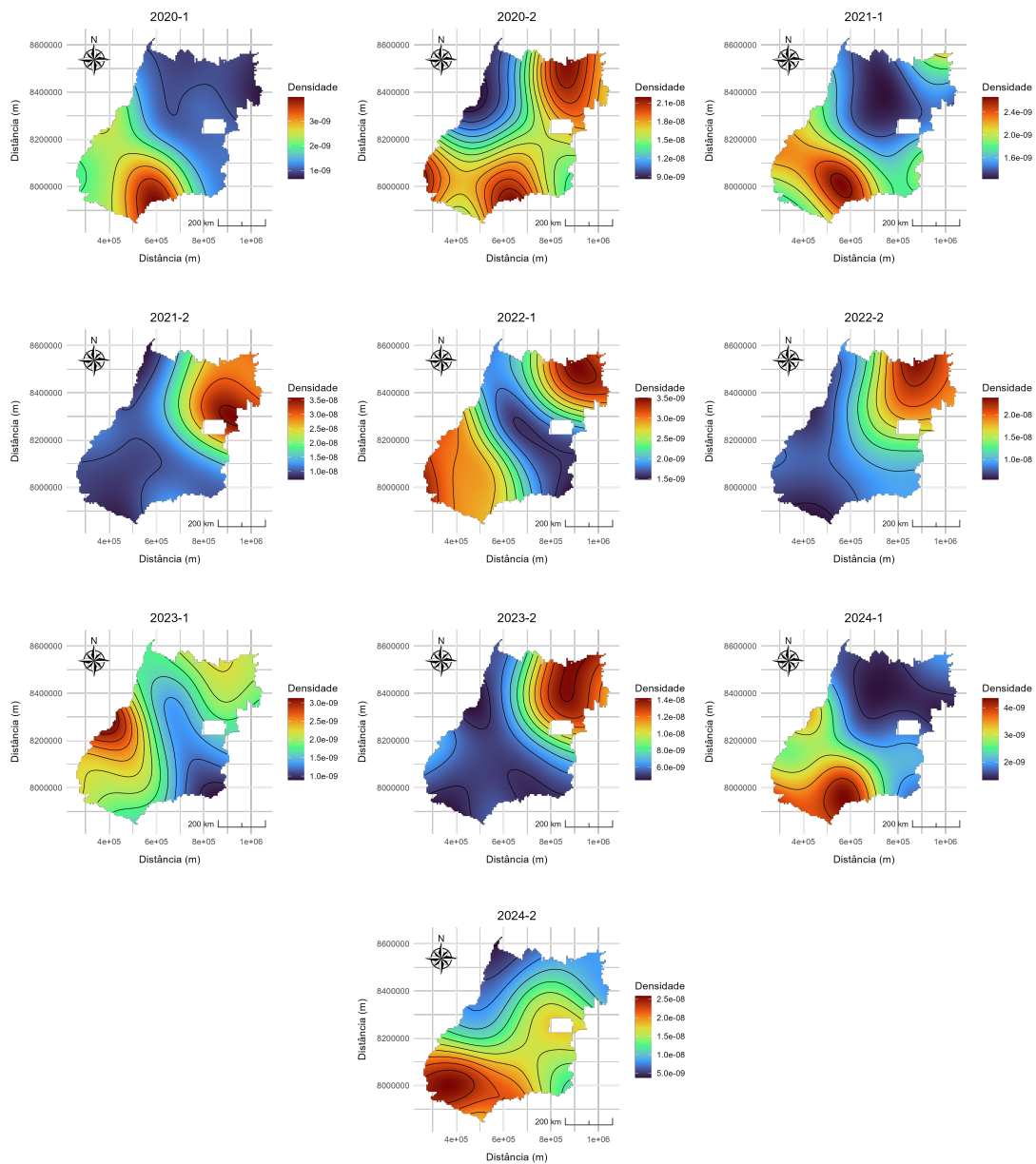
Em suma, para a maioria dos semestres, o modelo cúbico para a coordenada x e para a coordenada y se mostrou o mais eficiente de acordo com o valor de *AIC*, entretanto, para o primeiro semestre dos anos de 2022 e 2023 o modelo quadrático para as coordenadas x e y se mostrou melhor, considerando o valor de *AIC*. essas exceções estão relacionadas ao fato de que esses dois semestres não rejeitaram a hipótese de completa aleatoriedade espacial, sendo assim, melhor representados por modelos mais simples.

4.6 Gráficos de intensidade de queimadas por unidade de área no Goiás

Os mapas nas Figura 8 e Figura 9 expõe as intensidades por unidade de área das queimadas no estado do Goiás entre os anos de 2020 a 2024, com suas curvas de níveis e malhas municipais, respectivamente, essas intensidades são estimadas utilizando o estimador kernel e apresenta uma suavização contínua dos eventos de queimadas no

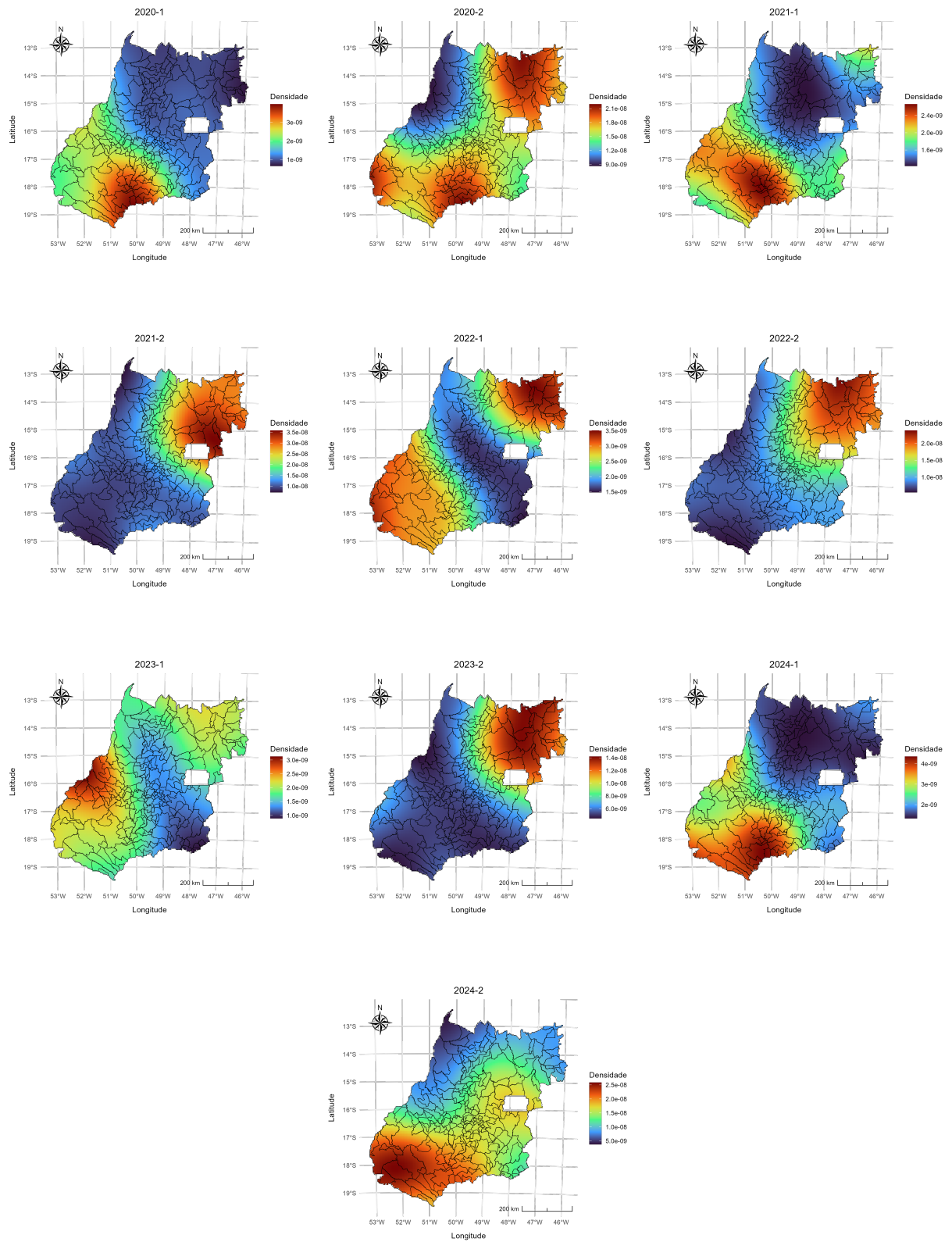
estado. O resultado é uma superfície de densidade que mostra claramente onde há maior concentração de focos de queimadas em Goiás. Áreas com alta densidade indicam regiões mais afetadas por queimadas. Desse modo, observa-se que, na grande maioria dos mapas, as mesorregiões Norte e Sul, apresentam a maior intensidade de pontos de queimadas por unidade de área, sendo exceção, apenas no segundo semestre de 2022, onde a mesorregião Noroeste Goiano também se destacou com altas intensidades de pontos (m) na zona em que faz fronteira com o Sul Goiano.

Figura 8 – Intensidade de pontos de queimadas por unidade de área por semestre no estado do Goiás com suas curvas de níveis entre os anos de 2020 a 2024



Fonte: Elaborada pelo autor, 2024.

Figura 9 – Intensidade de pontos de queimadas por semestre no estado do Goiás com a malha dos municípios entre os anos de 2020 a 2024



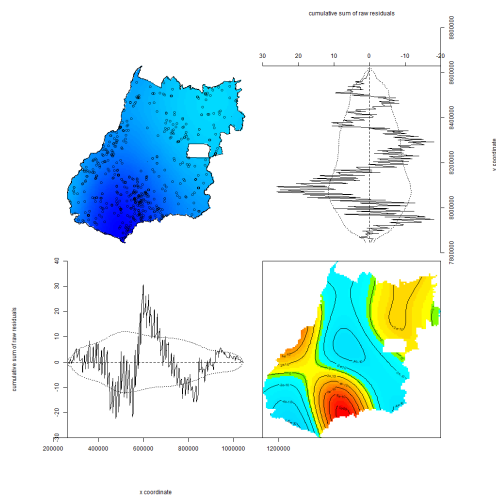
Fonte: Elaborada pelo autor, 2024.

4.7 Diagnósticos dos modelos espaciais das queimadas no Goiás

Da Figura 10 à Figura 19, são apresentados os diagnósticos dos 10 modelos selecionados para modelar as ocorrências de queimadas no estado de Goiás, sendo um modelo para cada semestre. No canto superior esquerdo, é mostrado um mapa com a distribuição das queimadas, representadas por pontos pretos. No canto superior direito, encontra-se a análise de resíduos referentes à coordenada Y. De forma análoga, no canto inferior esquerdo, está a análise de resíduos da coordenada X. Por fim, no canto inferior direito, é exibida a densidade estimada do modelo em relação às ocorrências de queimadas.

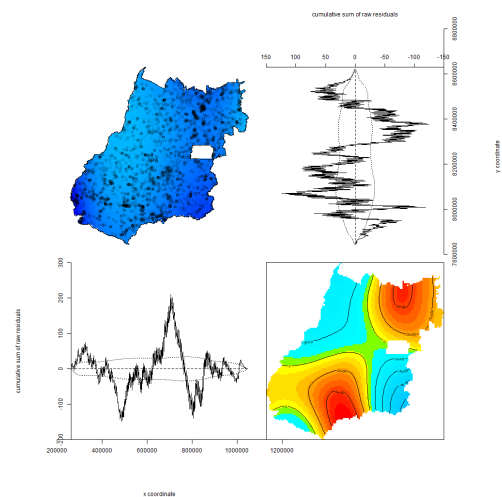
Dessa forma, é possível observar que os modelos apresentaram, em geral, resultados satisfatórios. Na maioria dos casos, os resíduos permaneceram, em sua maior parte, dentro dos limites aceitáveis ou próximos a eles, o que sugere uma boa adequação dos modelos aos dados observados. No entanto, algumas exceções foram identificadas, como nos modelos propostos para o segundo semestre de 2021 e o segundo semestre de 2024, que exibiram resíduos elevados em relação à coordenada Y. Apesar dessas exceções, todos os modelos fornecem estimativas consistentes do comportamento espacial das queimadas. Isso demonstra que eles podem ser ferramentas valiosas para orientar estratégias de prevenção e combate as queimadas, contribuindo para um manejo mais eficaz dos recursos naturais e das áreas de risco.

Figura 10 – Diagnóstico do modelo cúbico para o primeiro semestre de 2020



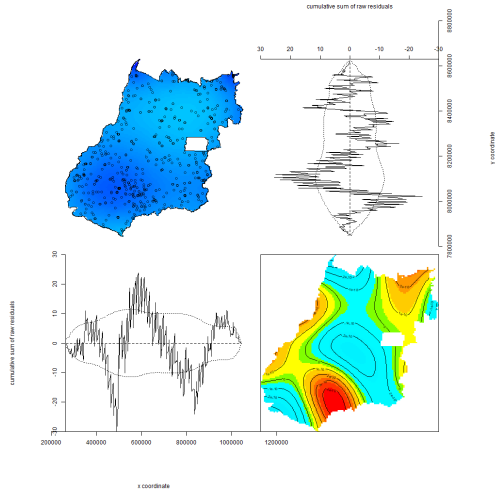
Fonte: Elaborada pelo autor, 2024.

Figura 11 – Diagnóstico do modelo cúbico para o segundo semestre de 2020



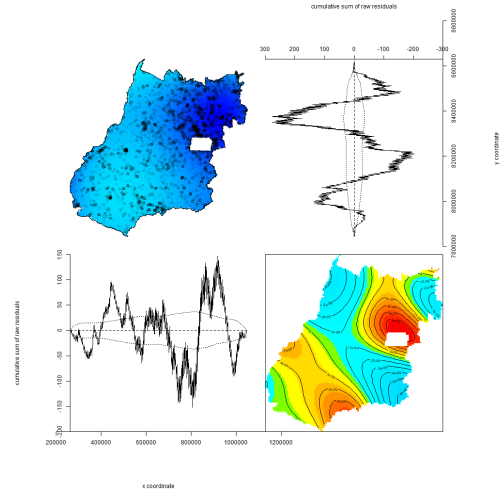
Fonte: Elaborada pelo autor, 2024.

Figura 12 – Diagnóstico do modelo cúbico para o primeiro semestre de 2021



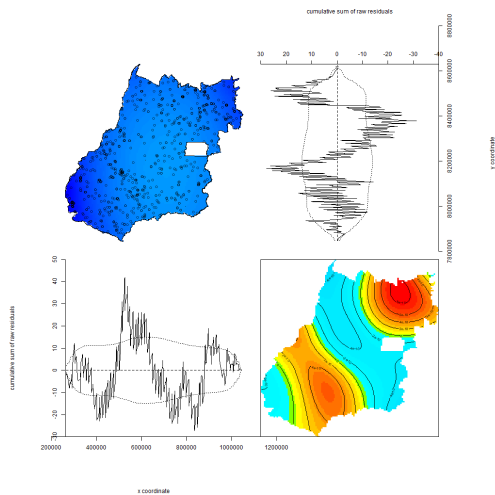
Fonte: Elaborada pelo autor, 2024.

Figura 13 – Diagnóstico do modelo cúbico para o segundo semestre de 2021



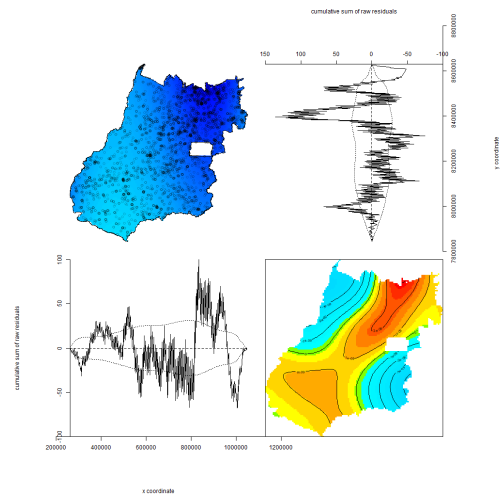
Fonte: Elaborada pelo autor, 2024.

Figura 14 – Diagnóstico do modelo quadrático para o primeiro semestre de 2022



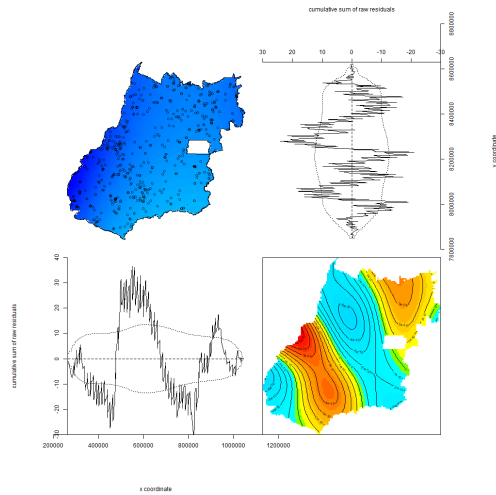
Fonte: Elaborada pelo autor, 2024.

Figura 15 – Diagnóstico do modelo cúbico para o segundo semestre de 2022



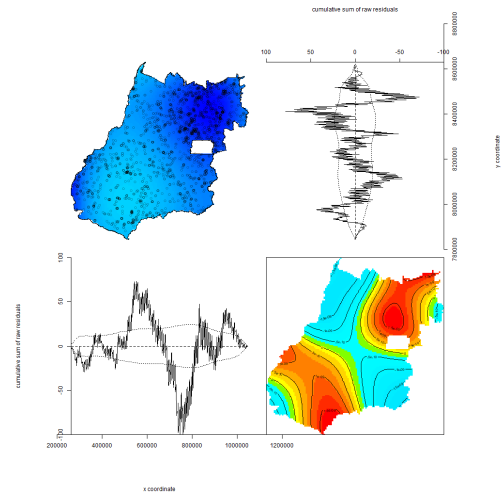
Fonte: Elaborada pelo autor, 2024.

Figura 16 – Diagnóstico do modelo quadrático para o primeiro semestre de 2023



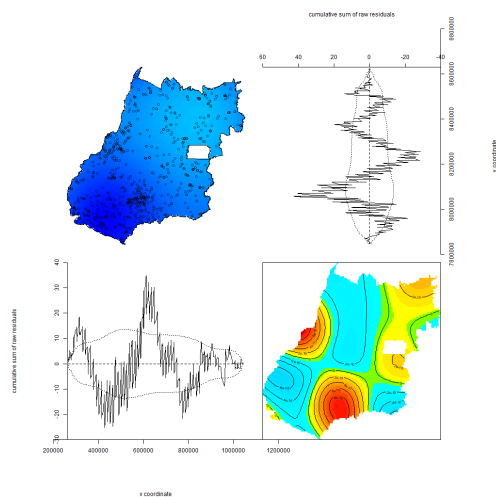
Fonte: Elaborada pelo autor, 2024.

Figura 18 – Diagnóstico do modelo cúbico para o segundo semestre de 2023



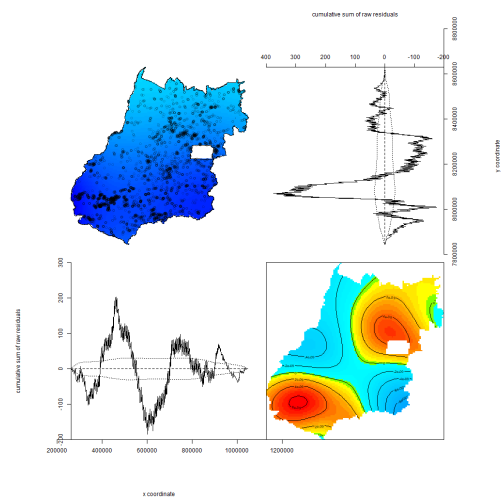
Fonte: Elaborada pelo autor, 2024.

Figura 17 – Diagnóstico do modelo cúbico para o primeiro semestre de 2024



Fonte: Elaborada pelo autor, 2024.

Figura 19 – Diagnóstico do modelo cúbico para o segundo semestre de 2024



Fonte: Elaborada pelo autor, 2024.

5 CONCLUSÃO

Os resultados deste estudo evidenciaram que os focos de queimadas no estado de Goiás apresentam padrões espaciais consistentes de agrupamento, principalmente nas mesorregiões Norte e Sul. As análises com a Função K de Ripley indicaram que esses agrupamentos ocorrem em distâncias médias de até 150 km, o que aponta para uma distribuição espacial não aleatória. A sazonalidade dos focos, com aumentos mais expressivos no segundo semestre de cada ano, reflete a influência das condições climáticas, como baixa umidade e vegetação seca, que são propícias para a propagação do fogo.

Além disso, os testes de Kolmogorov-Smirnov e de Qui-quadrado confirmaram que a distribuição das queimadas é espacialmente agrupada e não aleatória em todos os semestres analisados. Já o Critério de Informação de Akaike (*AIC*) demonstrou que modelos mais complexos (de grau cúbico) foram mais adequados para descrever a distribuição espacial nos períodos entre os anos de 2020 a 2024.

Esses resultados reforçam a importância de políticas públicas que priorizem as áreas de maior risco, especialmente no segundo semestre. A aplicação contínua dessas técnicas em Goiás e em outros estados pode auxiliar na formulação de estratégias de prevenção mais eficazes, contribuindo tanto para a conservação ambiental quanto para a redução dos impactos sobre a saúde pública.

REFERÊNCIAS

- AKAIKE, H. A new look at the statistical model identification. *IEEE Transactions on Automatic Control*, IEEE, v. 19, n. 6, p. 716–723, 1974. Citado na página 15.
- ALVES, L. M.; ARRAUT, J. M.; MARENGO, J. A. Mudanças climáticas e os impactos nas queimadas da amazônia. *Revista Brasileira de Meteorologia*, v. 30, n. 3, p. 329–339, 2015. Citado na página 7.
- ARAGÃO, L. E. O. C.; SHIMABUKURO, Y. E. The incidence of fire in amazonian forests with implications for redd. *Science*, v. 328, n. 5983, p. 1275–1278, 2010. Citado na página 7.
- ARAÚJO, F.; MIZIARA, F. Análise da ocorrência das morbidades respiratórias e sua relação com a incidência de áreas queimadas para o estado de goiás. *Boletim Goiano de Geografia*, v. 34, n. 1, p. 111–131, 2014. Citado na página 7.
- BADDELEY, A.; RUBAK, E.; TURNER, R. Spatial point patterns: Methodology and applications with r. *Statistics in Practice*, Chapman and Hall/CRC, 2015. Citado na página 15.
- BADDELEY, A.; TURNER, M. G. *Spatial Point Patterns: Methodology and Applications with R*. [S.l.]: CRC Press, 2005. Citado 4 vezes nas páginas 11, 12, 13 e 14.
- BAILEY, T. C.; GATRELL, A. C. *Spatial Data Analysis: Theory and Practice*. [S.l.]: John Wiley & Sons, 2001. Citado na página 15.
- CRESSIE, N. *Statistics for Spatial Data*. [S.l.]: Wiley-Interscience, 1993. Citado 6 vezes nas páginas 10, 11, 12, 13, 14 e 15.
- DIGGLE, P. J. *Statistical Analysis of Spatial Point Patterns*. [S.l.]: CRC Press, 2003. Citado 4 vezes nas páginas 10, 12, 13 e 14.
- LIMA, R. C.; SOUSA, G. M.; CARVALHO, T. S. Efeitos das queimadas sobre a saúde pública no centro-oeste brasileiro. *Saúde e Sociedade*, v. 31, n. 2, p. 205–220, 2022. Citado na página 7.
- MARTINS, F. R.; LOPES, C. S.; RIBEIRO, P. N. Análise de processos pontuais aplicados ao monitoramento de focos de calor no brasil. *Revista Brasileira de Estatística e Geociências*, v. 35, n. 4, p. 45–60, 2020. Citado na página 7.
- MELO, S. P. et al. Remote sensing in the detection of hotspot occurrences in the southern region of goiás. *Cuadernos de Educación y Desarrollo*, 2023. Citado 2 vezes nas páginas 7 e 18.
- Ministério do Meio Ambiente (MMA). *Monitoramento das Queimadas e Incêndios Florestais*. 2022. Disponível em: <<http://queimadas.dgi.inpe.br>>. Citado na página 7.
- OLIVEIRA, L. B.; SANTOS, M. A.; PEREIRA, D. F. Mudanças climáticas e a intensificação dos focos de calor no cerrado. *Estudos Avançados em Ecologia*, v. 20, n. 3, p. 87–101, 2021. Citado na página 7.

- PEREIRA, G.; SIQUEIRA, R. A. Impactos das queimadas na saúde humana: Uma revisão da literatura. *Revista Saúde Pública*, v. 55, n. 22, p. 1–10, 2021. Citado na página 7.
- RIPLEY, B. D. Modelling spatial patterns. *Journal of the Royal Statistical Society: Series B (Methodological)*, Wiley Online Library, v. 39, n. 2, p. 172–192, 1977. Citado na página 12.
- SILVA, A. P.; COSTA, R. S.; ALMEIDA, J. T. Impactos das queimadas no cerrado: Um estudo sobre focos de calor e desmatamento. *Revista Brasileira de Geografia*, v. 45, n. 2, p. 123–138, 2022. Citado na página 7.
- SILVERMAN, B. W. *Kernel Smoothing*. [S.l.]: Chapman and Hall, 1986. Citado na página 11.
- STOYAN, D.; PENTTINEN, A. *Stochastic Geometry and Its Applications*. [S.l.]: Wiley-Interscience, 2000. Citado 3 vezes nas páginas 10, 12 e 13.
- TEAM, R. *RStudio: Integrated Development for R*. 2024. RStudio version 2024.1.0. Disponível em: <<https://www.rstudio.com/>>. Citado na página 9.
- TEAM, R. C. *R: A Language and Environment for Statistical Computing*. [S.l.], 2024. R Foundation for Statistical Computing, Vienna, Austria. Disponível em: <<https://www.R-project.org>>. Citado na página 9.
- WAND, M. P.; JONES, M. C. *An Introduction to Kernel and Local Polynomial Regression*. [S.l.]: CRC Press, 1995. Citado na página 11.

AGRADECIMENTOS

Agradeço primeiramente a Deus, por ser minha fonte de força e orientação em todos os momentos, permitindo-me superar cada desafio ao longo desta jornada acadêmica.

Deixo meu mais sincero agradecimento à minha mãe Maria Juscely, ao meu padrasto Damião Alves e a minha avó Maria de Fátima, que estiveram ao meu lado durante todo o percurso, oferecendo apoio e incentivo nos momentos em que mais precisei. A vocês, todo o meu carinho e gratidão, pois este trabalho é também fruto do amor e dedicação que sempre me deram.

À Milene Gomes, um agradecimento especial, por todo o apoio e parceria, sendo também quem me apresentou o curso e esteve ao meu lado durante toda a graduação. Sua presença e apoio constante foram fundamentais para que eu chegasse até aqui.

Ao meu orientador Ricardo, agradeço pela paciência, dedicação e por compartilhar seu conhecimento e experiência comigo. Seu apoio foi essencial para que eu pudesse desenvolver este trabalho e expandir minha visão sobre o tema.

Gostaria de agradecer também aos professores do Departamento de Estatística da Universidade Estadual da Paraíba (UEPB), que contribuíram diretamente para a minha formação acadêmica. Cada aula, orientação e conselho deixaram um impacto duradouro, e sou profundamente grato pela dedicação de cada um.

Aos amigos que estiveram ao meu lado durante essa jornada, tanto os de longa data quanto os que fiz durante a graduação, sou imensamente grato. Vocês me motivaram, compartilharam risadas, desafios e, principalmente, me lembraram que ninguém consegue trilhar um caminho como esse sozinho.

A todos que, de alguma forma, contribuíram para a concretização deste trabalho, seja através de palavras de apoio, revisões ou gestos de incentivo, deixo aqui meu profundo e sincero agradecimento.

Agradeço também a Fundação de Amparo à Pesquisa do Estado da Paraíba (FAPESQ), ao Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico (CNPq), E a Universidade Estadual da Paraíba (UEPB), que trabalham incansavelmente para manter o desenvolvimento científico.